

PENGENALAN POSISI MULTI OBJEK MENGGUNAKAN NEURAL NETWORK DAN *SCAN LINES* PADA ROBOT SEPAK BOLA

Nur Alif Mardiyah¹, Rafif Kusuma Adi², Novendra Setyawan³

^{1,2,3}Universitas Muhammadiyah Malang, Malang

Kontak Person:

Nur Alif Mardiyah

Jalan Raya Tlogomas No. 246, Malang 65144

E-mail: nuralif@umm.ac.id

Abstrak

Sistem visi dalam robot sepakbola diperlukan untuk mengenali objek di sekitar lingkungan robot. Sistem visi Omnidirectional telah dikembangkan secara luas untuk menemukan objek seperti bola, gawang, dan garis putih di lapangan dan mengenali jarak dan sudut antara objek dan robot. Paling menantang dalam pengembangan sistem omni-vision adalah distorsi gambar yang dihasilkan dari spherical mirror atau lensa. Selain itu pengenalan multi objek secara simultan juga diperlukan agar efektifitas pergerakan robot juga tercapai. Makalah ini menyajikan sistem omni-vision yang efisien menggunakan lensa fish eye untuk deteksi objek real-time. Bertujuan untuk mengatasi distorsi gambar dan kompleksitas komputasi, perhitungan jarak antara objek dan robot dari citra bola dimodelkan menggunakan jaringan syaraf tiruan yang dioptimalkan oleh optimasi partikel swarm. Kemudian untuk menyajikan kondisi objek dalam lingkungan dilakukan dengan menggunakan radial scan line. Hasil eksperimen menunjukkan efektifitas pengembangan kami dalam hal akurasi dan waktu komputasi 15 milidetik lebih cepat.

Kata kunci: Mobile Robot, Omni-Vision, Particle Swarm Optimization; Neural Network; Radial Scan Lines

1. Pendahuluan

Pada bidang robotik, berbagai penelitian telah dikembangkan untuk meningkatkan kemampuan robot. Kompetisi Robot sepakbola adalah salah satu kegiatan nyata yang bisa digunakan untuk pengujian sistem kontrol, perencanaan jalur, sensor navigasi, dan subjek penelitian lain seperti sistem visi. Dalam dekade terakhir, sistem visi omnidirectional atau sistem Omni-vision telah menjadi salah satu hal terpenting dalam sistem robot sepakbola. Omni-vision menyediakan tampilan 360 derajat dari lingkungan robot sekitar dalam satu gambar yang dapat digunakan untuk deteksi objek [1], pelacakan [2], lokalisasi posisi [3] dan kontrol navigasi [4]. Secara umum, sistem Omni-vision dapat dibangun dengan berbagai cara, seperti kamera servo mekanis, lensa *spherical* (fisheye panorama), dan cermin hiperbolik.

Meskipun memiliki kelebihan tampilan penuh dari gambar yang dihasilkan Omni-vision, distorsi membuat deteksi objek atau pelacakan lebih rumit. Berbagai metode telah dikembangkan untuk memperbaiki dan mengembalikan menggunakan beberapa teknik pengolahan gambar [1], yang membuat perhitungan menjadi lebih rumit. Selain itu, beberapa teknik kalibrasi telah diusulkan untuk memperkirakan parameter model yang benar dari gambar *spherical* [5]. Salah satu teknik pemodelan adalah dengan menggunakan algoritma cerdas untuk mengkalibrasi gambar *spherical* yaitu menggunakan Neural Network [6]. Karena metode heuristik telah banyak digunakan untuk menyelesaikan banyak masalah [7]. Dalam makalah ini, kami menggunakan NN untuk model kalibrasi dan pemodelan jarak antara objek dan robot dari gambar bulat dengan beberapa data eksperimental belajar dalam mengembangkan Omni-vision yang efisien untuk dikenali dan melacak objek.

Selain permasalahan kalibrasi, agar lebih efisien dalam mendeteksi objek dalam lapangan diperlukan sebuah capaian dalam mendeteksi objek yang banyak atau multi objek. Pada penelitian ini menggunakan segmentasi warna secara simultan dan radial scan line untuk merekognisi multi objek dalam lapangan seperti, bola, garis, lapangan, dan objek halangan/ lawan.

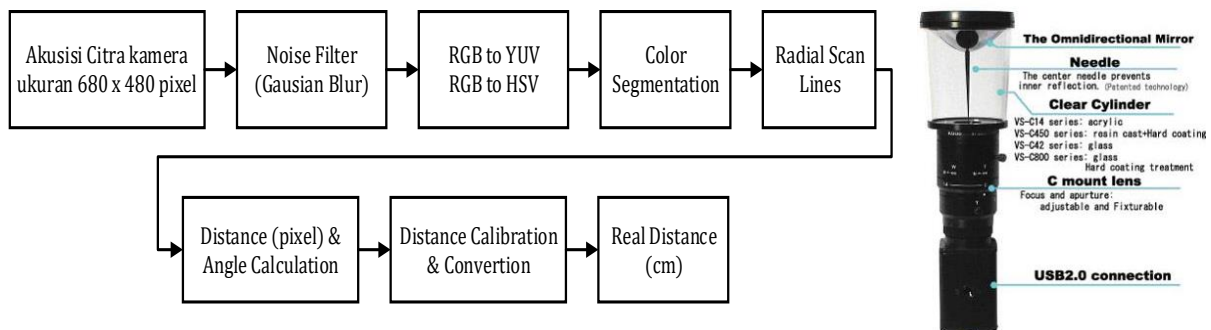
2. Metode Penelitian

Secara umum pengenalan posisi objek dilakukan melalui beberapa tahapan diantaranya, akuisisi gambar, filter noise gambar, segmentasi gambar, *radial scan line*, dan yang terakhir adalah kalibrasi

jarak pada gambar terhadap jarak real. Akuisisi gambar dilakukan dengan mempertimbangkan aspek rasio dalam pixel dan kecepatan pemrosesan. Kemudian *radial scan line* diimplementasikan untuk mencari multi objek yang memiliki warna serupa. Proses terakhir dilakukan untuk mengkalibrasi jarak yang didapatkan dari proses *radial scanline* dalam pixel ke jarak dalam satuan centimeter. Proses tahapan dalam pengenalan posisi objek digambarkan pada **Gambar 1 (a)**.

2.1 Omni-vision

Penggunaan Omni-Vision pada robot sepakbola adalah robot dapat mendapatkan gambar penglihatan 360 derajat disekeliling nya. Cara yang efektif dan efisien untuk membangun sebuah system omni-vision adalah dengan meletakkan lensa spherical pada sebuah kamera yang berada pada sisi atas robot. Melalui system ini robot dapat mengetahui objek disekeliling robot dalam lapangan tanpa harus menggerakkan dirinya secara berputar. Persepsi objek yang dihasilkan dari system tersebut terintegrasi satu sama lain dalam satu area yang berada disekeliling robot yang memberikan kemudahan robot bermanuver tanpa harus memperhatikan persepsi dari kamera. Secara keseluruhan system Omni-vision digambarkan pada **Gambar 1 (b)**.



Gambar 1 (a) Tahapan proses pengenalan Posisi Objek **(b)** Sistem Omni-vision

2.2 Segmentasi Objek Berwarna

Pemisahan objek berwarna (Segmentasi warna) dilakukan dengan proses Thresholding. Dengan menggunakan proses thresholding, warna yang diinginkan akan dipisahkan dengan warna lain. Piksel dengan nilai antara nilai ambang minimum dan maksimum dari bunga objek akan diberi label dan diwarnai dengan nilai tertentu.

Di lapangan sepak bola, ada tiga objek utama yang memiliki warna berbeda, seperti bola, lapangan, dan garis. Benda-benda itu memiliki jarak yang cukup jauh dalam ruang warna HSV. Dengan demikian, proses thresholding dalam ruang warna HSV mungkin dapat diterapkan untuk deteksi objek di lapangan sepak bola yang dijelaskan dalam (1).

$$Out(x,y) = \begin{cases} ball & YUV_ball_{min} < src(x,y) < YUV_ball_{max} \\ line & HSL_line_{min} < src(x,y) < HSL_line_{max} \\ field & HSL_field_{min} < src(x,y) < HSL_field_{max} \end{cases} \quad (1)$$

Pada persamaan **Error! Reference source not found.** dapat dijabarkan dalam pseudocode pada Gambar 2.

```
src=cam.read();
for x=0:width
    for y=0:height
        if((src(x,y) >= HSLFieldMin) && (src(x,y) < HSLFieldMax))
            out(x,y)=field;
        if((src(x,y) >= HSLLineMin) && (src(x,y) < HSLLineMax))
            out(x,y)=line;
        if((src(x,y) >= HSLObstacleMin) && (src(x,y) < HSLObstacleMax))
```

```

        out(x,y)=obstacle;
    if((src(x,y) >= YUVBallMin) && (src(x,y) < YUVBallMax))
        out(x,y)=ball;
    end
end

```

Gambar 2 Pseudocode segmentasi warna pada lingkungan sepakbola

2.3 Radial Scan Line

Untuk mengekstrak informasi warna dari gambar dibuat tiga jenis garis pencarian, yang disebut scanlines: radial, linear (horizontal atau vertikal) dan melingkar. Mereka dibangun sekali, saat aplikasi dijalankan, dan disimpan dalam struktur untuk meningkatkan akses piksel-piksel ini dalam warna modul ekstraksi Pendekatan ini sangat penting untuk mengurangi waktu pemrosesan. Pada Gambar 2, empat tipe scanlines yang berbeda diilustrasikan. Proses pencarian dengan *radial scan line* dijabarkan dengan membangkitkan garis pencarian dengan persamaan (2)

$$\begin{aligned}img(x) &= center(x) - i * \cos(\theta) \\img(y) &= center(y) - i * \sin(\theta)\end{aligned}\quad (2)$$

Dimana nilai I adalah jarak radial pencarian, kemudian jika dalam line posisi $img(x)$ dan $img(y)$ terdapat objek berwarna maka letak objek berada di $img(x)$, $img(y)$, θ . Radial scanline dapat dijabarkan pada Gambar 3.

```

1. Segmented_img(x,y);
2. For angle=1:360
3.     For i=minDist:maxDist
4.         x = centerX - i*cos(angle);
5.         y = centerY - i*cos(angle);
6.         if(Segmented_img(x,y)=ball)
7.             BallPosx=pixelto cm(x);
8.             BallPosy=pixelto cm(y);
9.         end if
10.        if(Segmented_img(x,y)=ball)
11.            BallPosx=pixelto cm(x);
12.            BallPosy=pixelto cm(y);
13.        end if

```

Gambar 3 Pseudocode radial scanline.

2.4 Model of Spherical Lens

Pada langkah sebelumnya, jarak dan sudut antara objek dan pusat layar telah diperoleh. Namun, satuan jarak masih dalam pixel. Oleh karena itu, jarak nyata dari gambar bulat dapat diperkirakan menggunakan model jaringan syaraf tiruan. Model NN terdiri dari satu lapisan masukan, satu lapisan tersembunyi, dan satu lapisan keluaran. Model matematis dari lapisan input ke lapisan tersembunyi yang dijelaskan dalam persamaan (3)-(6).

$$\alpha_j = \sum_{i=1}^N W_{I,j} X_i + W_{I_j}^b bias_j \quad (3)$$

$$yh_j = \tanh(\alpha_j) \quad (4)$$

Kemudian, korelasi antara lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran yang dijelaskan dalam persamaan:

$$\beta_k = \sum_{i=1}^N W_{O,i,j} yh_j + W_{O_k}^b bias_k \quad (5)$$

$$yo_k = \tanh(\beta_k) \quad (6)$$

Model neural network dengan $WI_{i,j}$; WI_j^b ; $WO_{i,j}$; and WO_k^b selanjutnya dilakukan proses pembelajaran dengan menggunakan data pair antar input data seperti jarak pada pixel and output data seperti jarak real dalam cm.

2. 5 Pelatihan pada ANN

Pelatihan bobot pada multilayer neural network menggunakan metode *least square* dimana bobot pada *hidden* ke *output layer* dilatih terlebih dahulu berdasarkan error yang terjadi pada perbandingan nilai antara output layer dengan output pada data target atau data *training*.

Setelah proses pelatihan bobot pada *hidden* ke *output layer* dilakukan maka kemudian proses pelatihan bobot pada input ke *hidden layer* dilakukan dengan asumsi bahwa error yang terjadi pada output layer merambat (*propagate*) secara merata pada hidden layer.

Persamaan perubahan bobot pada *hidden* ke *output layer* dijabarkan pada persamaan (7) dan (8):

$$dWO(j, k) = \lambda(error(k)) \cdot (f'(\beta_k)) \cdot Yh(j) \quad (7)$$

$$WO(j, k)_{baru} = WO(j, k)_{lama} + dWO(j, k) \quad (8)$$

dengan persamaan perubahan bias pada *output layer* dijabarkan pada persamaan (9) dan (10):

$$dBiasO(k) = \lambda(error(k)) \cdot (f'(\beta_k)) \quad (9)$$

$$BiasO(k)_{baru} = BiasO(k)_{lama} + dBiasO(k) \quad (10)$$

Sedangkan persamaan perubahan bobot pada *input* ke *hidden* dijabarkan pada persamaan (11) dan (12):

$$dWI(i, j) = \lambda(errh(j)) \cdot (f'(\alpha_j)) \cdot x(l, i) \quad (11)$$

$$WI(i, j)_{baru} = WI(i, j)_{lama} + dWI(i, j) \quad (12)$$

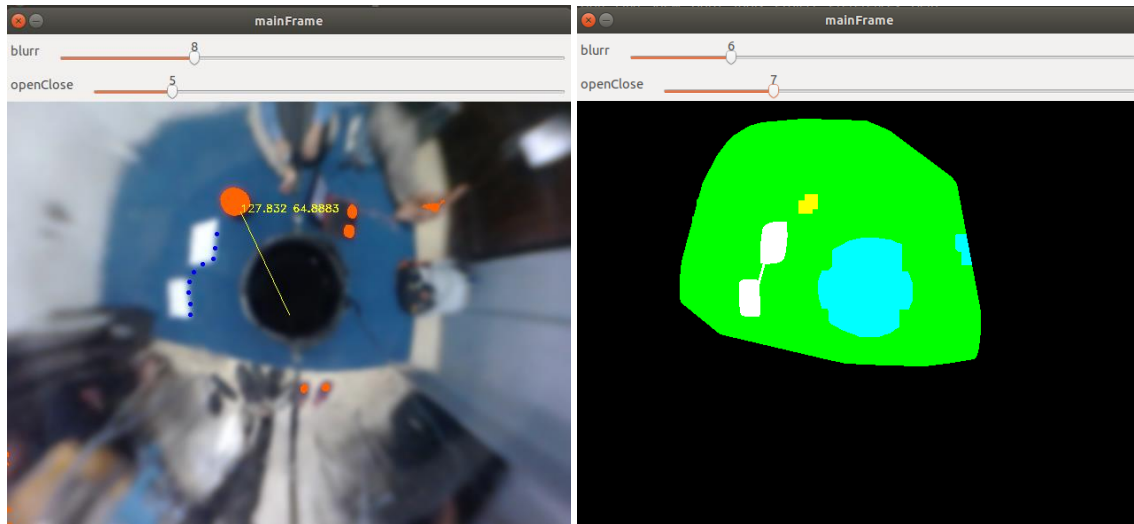
dengan persamaan perubahan bias pada *hidden layer* dijabarkan pada persamaan(13) dan (14):

$$dBiasI(j) = \lambda(errh(j)) \cdot (f'(\alpha_j)) \quad (13)$$

$$BiasI(j)_{baru} = BiasI(j)_{lama} + dBiasI(j) \quad (14)$$

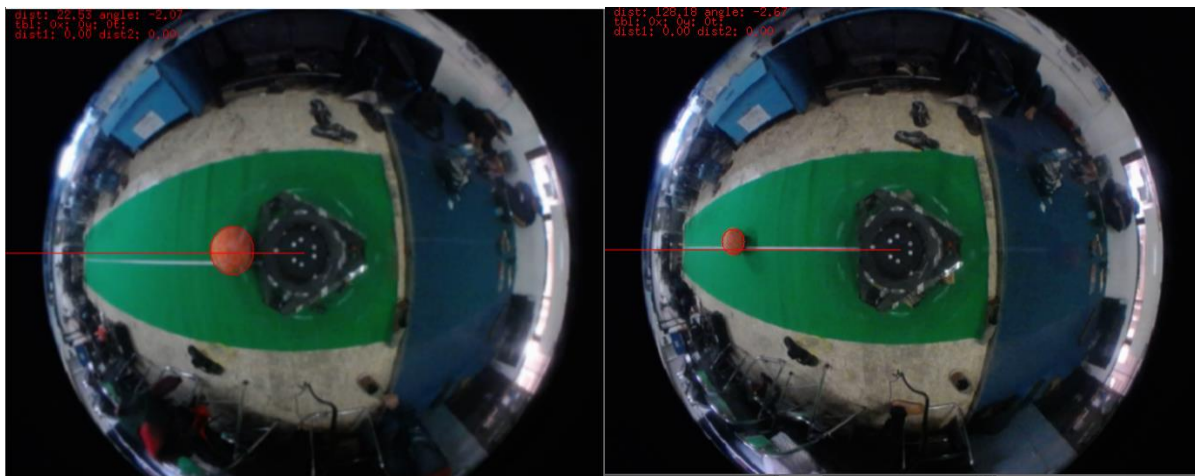
3. Hasil dan Pembahasan

Sistem diuji dalam komputer dengan prosesor Intel core i5 3.2 GHz dan RAM 4 GB. Pertama, kami bereksperimen dengan deteksi objek seperti mendeteksi dan melacak bola dan menguji seberapa jauh bola itu dapat dideteksi. Kemudian setelah itu, data pelatihan diambil dari jarak nyata antara pusat robot yang berkorelasi dengan pusat gambar dan bola. Dalam deteksi objek, proses perhitungan memakan waktu sekitar 35 milidetik hingga objek terdeteksi. Waktu tersebut lebih cepat 15 mili detik dibandingkan dengan mendeteksi masing-masing objek secara terpisah seperti yang dilakukan [8]. Hasil segmentasi secara simultan ditunjukkan pada **Gambar 4**. Dimana pada gambar 4 (a) adalah gambar asli yang belum ter segmentasi kemudian (b) adalah gambar hasil segmentasi objek pada lapangan yang dimisalkan dengan karpet berwarna biru merupakan lapangan, warna merah jingga adalah bola, putih adalah garis, dan warna hitam adalah objek halangan dengan hasil segmentasi demarking dengan warna biru muda.

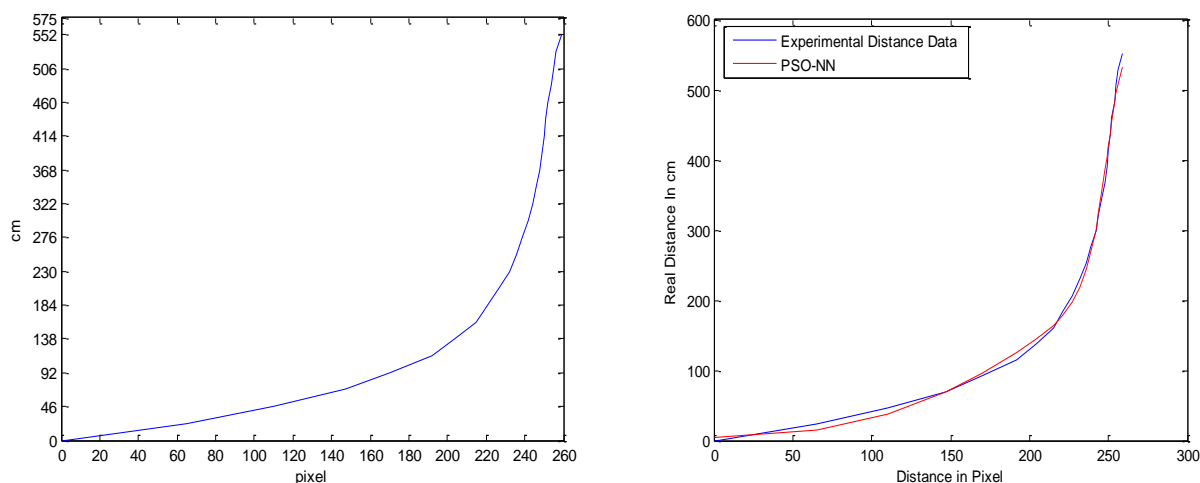


Gambar 4 (a) Hasil deteksi objek (b) hasil segmentasi

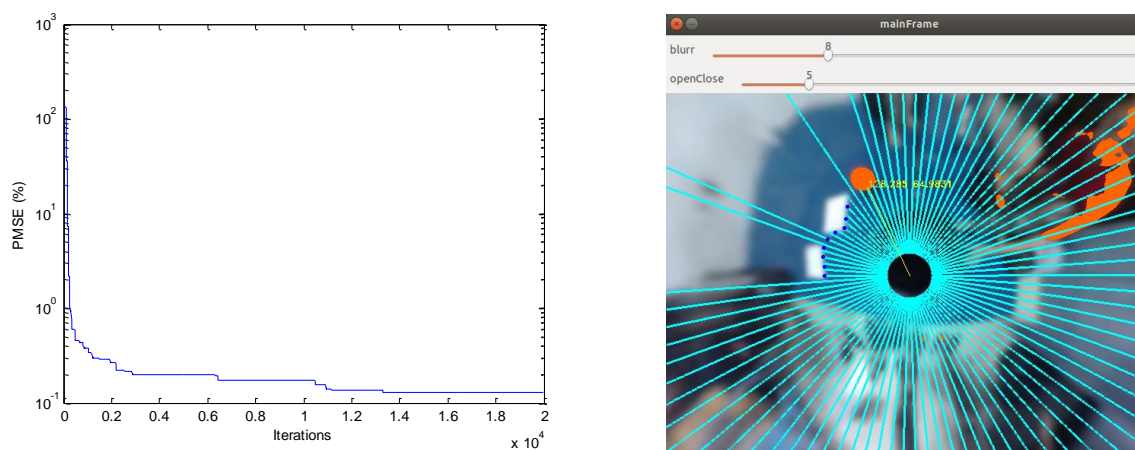
Selanjutnya untuk proses kalibrasi, menggunakan langkah tiap 23 cm eksperimental dilakukan untuk mengetahui jangkauan deteksi kamera yang dapat dideteksi bola antara 23 cm hingga 483 cm. **Gambar 6** menunjukkan proses eksperimental yang bola dapat dideteksi 22 cm. Dari percobaan ini juga diperoleh data korelasi antara jarak nyata dan dalam satu piksel. Pada **Gambar 6** menunjukkan bahwa korelasi meningkat secara eksponensial. Dari gambar itu kami menyimpulkan bahwa jarak objek dapat diukur secara akurat antara 23 cm hingga 400 cm.



Gambar 5 Deteksi bola dalam 22 cm dan 128 cm dari pusat robot



Gambar 6 Korelasi Jarak Objek dalam cm dan pixel serta hasil kalibrasi model PSO-NN



Gambar 7 (a) nilai fungsi obyektif dalam setiap iterasi (b) Hasil Pendeteksian multi objek dengan *Radial Scan Lines*

Selanjutnya, data jarak objek eksperimental yang dilatih oleh NN untuk mendapatkan model kalibrasi jarak. Dalam percobaan ini, NN menggunakan tiga layer network dengan 10 hidden layer, dapat menemukan global optimum dengan 0,11% dari PMSE. Pada **Gambar 7** (a) menunjukkan bahwa data yang dihasilkan dari NN secara akurat dekat dengan data eksperimen. Sedangkan pada **Gambar 7** (b) merupakan proses pendeteksian dengan radial scanline untuk mengetahui jarak secara keseluruhan objek yang ter segmentasi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan data eksperimen, objek di lapangan sepak bola dapat dideteksi dan dilacak secara simultan. Jarak nyata dalam cm objek dapat dimodelkan secara akurat. Dengan metode yang kami usulkan, pendeteksian objek dan perhitungan jarak dengan penglihatan omnidirectional efektif dan efisien dalam akurasi dan waktu yang lebih cepat 15 milidetik dibanding segmentasi terpisah.

Referensi

- [1] D. B. Kusumawardhana and K. Mutijarsa, "Object recognition using multidirectional vision system on soccer robot," *2017 Int. Conf. Inf. Technol. Syst. Innov. ICITSI 2017 - Proc.*, vol. 2018-Janua, pp. 183–187, 2018.
- [2] F. Weijia, L. Yuli, and C. Zuoliang, "Omnidirectional vision tracking and positioning for vehicles," *Proc. - 4th Int. Conf. Nat. Comput. ICNC 2008*, vol. 6, pp. 183–187, 2008.
- [3] P. Heinemann and A. Zell, "A Novel Approach to Efficient Monte-Carlo Localization in

- RoboCup,” *Rob. 2006 Robot Soccer World Cup X*, vol. 4434/2009, pp. 322–329, 2007.
- [4] G. W. Kurniawan, N. Setyawan, and E. A. Hakim, “PID Trajectory Tracking Control 4 Omni-Wheel Robot,” *SinarFe7*, vol. 2, no. 1, pp. 345–350, 2019.
- [5] A. N. Fitriana, K. Mutijarsa, and W. Adiprawita, “Color-based segmentation and feature detection for ball and goal post on mobile soccer robot game field,” *2016 Int. Conf. Inf. Technol. Syst. Innov. ICITSI 2016 - Proc.*, pp. 1–4, 2017.
- [6] Setiawardhana, R. Dikairono, T. A. Sardjono, and D. Purwanto, “Visual ball tracking and prediction with unique segmented area on soccer robot,” *2017 Int. Semin. Intell. Technol. Its Appl. Strength. Link Between Univ. Res. Ind. to Support ASEAN Energy Sect. ISITIA 2017 - Proceeding*, vol. 2017-Janua, pp. 362–367, 2017.
- [7] E. Engineering, I. Teknologi, and S. Nopember, “Adaptive Gaussian Parameter Particle Swarm Optimization And Its Implementation in Mobile Robot Path Planning,” pp. 238–243, 2017.
- [8] N. Setyawan, N. Mardiyah, K. Hidayat, and Z. Has, “Object Detection of Omnidirectional Vision Using PSO-Neural Network for Soccer Robot,” in *2018 5th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 2018, pp. 117–121.